|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **No** | **Nama Penulis & Tahun** | **Topik Penelitian** | **Tujuan Penelitian** | **Metode yang Digunakan** | **Temuan Utama** | **Gap / Saran Penelitian Selanjutnya** |
| 1 | Nicolás Serrano & Alejandro Bellogín (2023) | Penggunaan Siamese Neural Networks (SNNs) dalam sistem rekomendasi | Menyajikan tinjauan komprehensif mengenai bagaimana SNN diterapkan pada berbagai domain sistem rekomendasi | Studi literatur (review) + eksperimen komparatif | SNN efektif untuk menangkap kemiripan item/user pada berbagai domain dan Contrastive Loss tidak selalu lebih baik daripada Binary Cross Entropy | Masalah reproducibility dan Keterbatasan pada domain aplikasi (web, media sosial jarang dieksplor) |
| 2 | Wen, W., et al. (2022) | Masked Siamese Networks (MSN) untuk self-supervised learning | Mengusulkan arsitektur **Masked Siamese Networks (MSN)** yang dapat belajar representasi visual berkualitas tinggi tanpa label dengan menutupi sebagian input | - Self-Supervised Learning  - Masked Image Modeling (MIM)  - Siamese Network Architecture | - MSN menghasilkan representasi visual yang robust.  - Masking + siamese training efektif dalam mengurangi redundansi fitur. | - Tantangan efisiensi komputasi saat masking skala besar  - Masih terbatas pada dataset benchmark (ImageNet). |
| 3 | Bandara, W.G.C., & Patel, V.M. (2022) | Transformer-based Siamese Network untuk Change Detection | Mengusulkan **ChangeFormer**, arsitektur transformer berbasis Siamese untuk mendeteksi perubahan dari sepasang citra multi-temporal | - Hierarchical Transformer Encoder dalam arsitektur Siamese  - Feature Difference Modules (multi-scale)  - Lightweight MLP Decode | - Menghasilkan detail perubahan lebih halus dibanding CNN dan hybrid ConvNet+Transformer. | Belum dieksplor pada dataset lain dengan domain berbeda. |
| 4 | Liu, X., Gao, W., Li, R., Xiong, Y., Tang, X., & Chen, S. (2022) | One-shot learning untuk pengenalan karakter kuno dengan Siamese Similarity Network (SSN) | Mengatasi masalah keterbatasan data, ketidakseimbangan kelas, variasi bentuk glyph, serta kebutuhan open-set recognition dalam pengenalan karakter kuno | - Siamese Similarity Network dengan multi-scale fusion backbone & residual embedding  - Soft Similarity Contrast Loss (SSCL)  - Cumulative Class Prototype (CCP) | SSCL mengurangi overfitting, CCP meningkatkan representasi kelas. | Eksperimen terbatas pada dataset tertentu, belum diuji pada data nyata yang lebih kompleks. |
| 5 | Li, Q., & He, S. (2023) | *Medical Question Similarity Matching* berbasis Siamese Network | Mengusulkan model untuk menghitung kesamaan pertanyaan medis (terutama etnomedisin) agar sistem Q&A daring lebih akurat | - **Siamese Network dengan BiGRU-Attention-CNN**  - Word2Vec untuk embedding  - Perhitungan jarak (Cosine, Euclidean, Manhattan) | Manhattan distance terbukti paling efektif untuk mengukur kesamaan.  Akurasi: **97.24%**, F1-score: **97.98%** pada dataset pertanyaan medis etnik | Model masih kesulitan menangkap **pengetahuan implisit medis** (dari buku kuno/teks tradisional). |
| 6 | Solis, A.I., Zarkovacki, J., Ly, J., & Atyabi, A. (2023) | Handwritten Japanese Character Recognition (Hiragana, Katakana, Kanji, khususnya Kuzushiji) | Mengembangkan benchmark baru untuk pengenalan tulisan tangan Jepang dengan fokus pada Kuzushiji-Kanji menggunakan model CNN-ensemble | Ensemble of 3 CNNs (CNN-1 general features, CNN-2 detailed features, CNN-3 transfer learning) | CNN-Ensemble outperform model individual (akurasi: **99.35% (MNIST), 96.37% (K-MNIST), 95.04% (K-49), 96.43% (K-Kanji)**) | SHAP analysis menunjukkan ensemble tidak banyak menambah interpretabilitas dibanding CNN tunggal. |
| 7 | Pandkar, S., Sabane, K., Rathod, S., Bansode, P., & Deore, S. (2024) | Handwritten Japanese Kanji Character Recognition dengan Capsule Networks + Pruning | Mengembangkan model OCR Kanji berbasis **Capsule Network (CapsNet)** yang lebih efisien dengan teknik pruning untuk mengurangi kompleksitas komputasi | Pruning methods: Parasite pruning, Magnitude pruning, Similarity-based pruning | Pruning mengurangi waktu & kompleksitas komputasi sambil mempertahankan akurasi | Belum diuji pada variasi tulisan tangan yang lebih beragam. |
| 8 | Neelakantan, A. (2022) | Evaluasi Cosine Similarity pada ruang vektor berdimensi tinggi | Menyelidiki kelemahan penggunaan **Cosine Similarity** sebagai metrik kesamaan embedding pada dimensi tinggi | Analisis matematis distribusi Cosine Similarity pada dimensi tinggi | Cosine similarity pada dimensi tinggi → nilai terkonsentrasi di sekitar 0 (semakin sulit membedakan vektor) . | Perlu eksplorasi **alternatif metrik kesamaan** (Euclidean distance, inner product, Mahalanobis, learned similarity). |
| 9 | Steck, H., Ekanadham, C., & Kallus, N. (2024) | Evaluasi Cosine Similarity pada embedding yang dipelajari (ML & Recommender Systems) | Menyelidiki apakah cosine similarity benar-benar merefleksikan kesamaan semantik dalam embedding yang dipelajari, khususnya pada model linear & factorization | Analisis matematis pada Matrix Factorization (MF) dengan regularisasi berbeda | Dalam beberapa kasus, hasil cosine similarity bahkan bisa “tidak bermakna” walaupun dot-product terdefinisi unik | Studi ini terbatas pada **linear models**; untuk deep learning masalah bisa lebih kompleks karena kombinasi berbagai regularisasi |
| 10 | Rusyn, V., Boichuk, A., & Mochurad, L. (2025) | Cross-language transfer learning untuk handwritten kanji recognition | Meningkatkan akurasi pengenalan kanji dengan memanfaatkan **transfer learning lintas bahasa** (Chinese → Japanese) menggunakan Preact ResNet-18 | - Pretraining pada **CASIA-HWDB (Chinese handwritten dataset)**  - Fine-tuning pada **Kuzushiji-Kanji datase** | Model terbaik (**Algorithm 2: transfer learning all layers unfrozen**) mencapai **97.94% (150 kelas)**, **97.92% (200 kelas)**, **97.62% (300 kelas)**  Transfer learning dari Chinese → Japanese efektif karena kesamaan struktural dan historis kanji-hanzi | Eksperimen terbatas pada ResNet-18; arsitektur lain (misalnya ViT atau hybrid CNN-Transformer) bisa dieksplorasi. |